BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Studi Sebelumnya

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Rahman dkk., analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Samsat Digital Nasional (SIGNAL) dilakukan untuk mengevaluasi tingkat kepuasan pengguna sekaligus mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi pengalaman penggunaan aplikasi. Penelitian ini menggunakan pendekatan Naive Bayes Classifier dengan tahapan penelitian yang meliputi pengumpulan data ulasan dari Google Play Store, pelabelan otomatis, proses *preprocessing* teks yang terdiri atas *case folding*, *stopword removal*, *tokenization*, dan *stemming*, serta pembobotan fitur menggunakan metode TF-IDF sebelum tahap klasifikasi dilakukan. Data penelitian berjumlah sekitar 1.000 ulasan yang dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian. Temuan penelitian menunjukkan bahwa model Naive Bayes Classifier mampu mencapai tingkat akurasi sekitar 95%, sehingga dinilai memiliki efektivitas yang tinggi dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna ke dalam polaritas positif dan negatif [16].

Dalam penelitian yang dilakukan oleh R. A. Rahman dkk., analisis sentimen berbasis aspek terhadap ulasan aplikasi Gojek dilakukan dengan menggunakan pendekatan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA). Penelitian tersebut mengombinasikan metode *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) untuk mengekstraksi topik atau aspek yang dibahas dalam ulasan pengguna dengan model *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT) sebagai algoritma klasifikasi sentimen. Dataset penelitian diperoleh dari ulasan pengguna pada Google Play Store. Berdasarkan hasil pengujian, model *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT) menunjukkan performa yang sangat baik dengan tingkat akurasi sebesar 96,67% dalam mengidentifikasi sentimen pengguna pada setiap aspek layanan aplikasi Gojek [18].

Penelitian yang dilakukan oleh Maulana dkk. membahas analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan pengguna aplikasi MyPertamina dengan menerapkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Penelitian tersebut bertujuan untuk mengidentifikasi persepsi pengguna terhadap aplikasi MyPertamina berdasarkan ulasan

yang tersedia pada platform Google Play Store. Berdasarkan hasil pengujian, metode *Support Vector Machine* (SVM) mampu menunjukkan performa yang baik dengan tingkat akurasi rata-rata sebesar 92%, serta tingkat akurasi klasifikasi aspek mencapai 96% dalam mengidentifikasi sentimen pengguna terhadap aplikasi tersebut [19].

Selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh Putra dan Ratnawati mengkaji analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan aplikasi JConnect Mobile dengan menggunakan algoritma *Naive Bayes*. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi sentimen pengguna terhadap berbagai aspek aplikasi, meliputi tampilan, fitur, performa, dan layanan, berdasarkan data ulasan pengguna yang diperoleh dari Google Play Store. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes mampu menghasilkan tingkat akurasi sebesar 93,1% dalam proses klasifikasi sentimen pengguna pada masing-masing aspek aplikasi [20].

Penelitian yang dilakukan oleh Alfiana dkk. bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi KAI Access berdasarkan ulasan yang tersedia pada platform Google Play Store dengan menggunakan pendekatan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA). Dalam penelitian tersebut, model IndoBERT diterapkan untuk proses klasifikasi *multi-label*, sementara ekstraksi fitur dilakukan menggunakan teknik berbasis *embedding*. Tahapan penelitian meliputi proses pengumpulan data, pelabelan aspek dan sentimen, *preprocessing* teks, serta pelatihan dan evaluasi model menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model IndoBERT mampu memberikan performa klasifikasi yang baik dengan tingkat akurasi yang tinggi pada berbagai skenario pengujian. Selain itu, model tersebut dinilai lebih efektif dibandingkan metode konvensional dalam menangani data teks berbahasa Indonesia, terutama dalam memahami konteks yang terkandung dalam ulasan pengguna [21].

Azarya dan Budi melakukan penelitian mengenai analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan aplikasi BRImo menggunakan model *usability* PACMAD. Penelitian tersebut bertujuan untuk mengidentifikasi persepsi pengguna terhadap kualitas aplikasi BRImo berdasarkan ulasan yang diperoleh dari Google Play Store. Berdasarkan hasil penelitian, model XGBoost yang dikombinasikan dengan teknik SMOTE menunjukkan

performa terbaik dengan nilai *F1-score* sebesar 89,59% dalam proses klasifikasi sentimen ulasan pengguna [22].

Tabel 2. 1 Studi Sebelumnya

No	Peneliti	Tahun	Metode	Tujuan	Temuan	Pendekatan
1	Rahman dkk. [16]	2024	*Naïve Bayes Classifier*	Menganalisis sentimen pengguna aplikasi SIGNAL untuk mengidentifikasi tingkat kepuasan serta faktor-faktor yang memengaruhi pengalaman pengguna berdasarkan ulasan pada Google Play Store.	Metode *Naive Bayes Classifier* menunjukkan performa klasifikasi yang baik dengan tingkat akurasi sekitar 95%, sehingga efektif dalam membedakan sentimen positif dan negatif pengguna.	*Sentiment Analysis*
2	R. A. Rahman dkk. [18]	2024	*Aspect-Based Sentiment Analysis* (LDA+BERT)	Mengidentifikasi sentimen pengguna terhadap berbagai aspek layanan pada aplikasi Gojek berdasarkan ulasan pengguna di Google Play Store.	Model BERT mampu mengklasifikasikan sentimen dengan akurasi sebesar 96,67% serta menghasilkan nilai *precision, recall,* dan *F1-score* yang tinggi.	ABSA
3	Maulana dkk [19]	2023	*Support Vector Machine* (SVM)	Menganalisis sentimen berbasis aspek pada	Metode SVM menghasilkan akurasi rata – rata sebesar	ABSA

No	Peneliti	Tahun	Metode	Tujuan	Temuan	Pendekatan
				ulasan pengguna aplikasi MyPertamina berdasarkan data ulasan pada Google Play Store.	92% serta mampu mengklasifikasikan aspek dengan tingkat akurasi sebesar 96%.	
4	Putra dan Ratnawati [20]	2025	*Naïve Bayes*	Menganalisis sentimen berbasis aspek pada ulasan pengguna aplikasi MyPertamina berdasarkan data ulasan pada Google Play Store.	Metode *Naïve Bayes* menghasilkan akurasi sebesar 93,01% dengan nilai *precision, recall*, dan *F1-score* yang seimbang.	ABSA
5	Afiana dkk [21]	2026	IndoBERT (*Multi-label* ABSA)	Menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi KAI Access melalui pendekatan *Aspect-Based Sentiment Analysis* berdasarkan ulasan pengguna pada Google Play Store.	Model IndoBERT menunjukkan performa klasifikasi aspek dan sentimen yang tinggi serta dinilai lebih efektif dalam memahami konteks teks berbahasa Indonesia.	ABSA

No	Peneliti	Tahun	Metode	Tujuan	Temuan	Pendekatan
6	Azarya dan Budi [22]	2025	Random Forest, Decision Tree, XGBoost	Menganalisis sentimen berbasis aspek pada ulasan aplikasi BRImo berdasarkan model *usability* PACMAD.	Model XGBoost yang dikombinasikan dengan teknik SMOTE menghasilkan performa terbaik dengan nilai *F1-score* sebesar 89,59%.	ABSA

Berdasarkan Tabel 2.1, sebagian besar penelitian sebelumnya telah mengimplementasikan pendekatan analisis sentimen maupun *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) dalam mengkaji persepsi pengguna terhadap berbagai aplikasi digital. Penelitian-penelitian tersebut umumnya memanfaatkan beragam algoritma klasifikasi, seperti *Naive Bayes, Support Vector Machine* (SVM), *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT), hingga model berbasis *deep learning* untuk mengidentifikasi kecenderungan sentimen pengguna. Selain itu, sejumlah penelitian juga telah menerapkan pendekatan *Aspect-Based Sentiment Analysis* guna mengklasifikasikan sentimen berdasarkan aspek-aspek layanan tertentu, seperti performa aplikasi, fitur, maupun kualitas layanan digital.

Meskipun demikian, penelitian mengenai analisis sentimen berbasis aspek pada layanan publik digital, khususnya aplikasi SIGNAL sebagai layanan administrasi perpajakan kendaraan bermotor, masih tergolong terbatas. Sebagian besar penelitian terdahulu juga lebih berfokus pada performa model klasifikasi, sehingga interpretasi persepsi pengguna terhadap kualitas layanan pada setiap aspek belum dibahas secara mendalam. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan pendekatan ABSA dengan *multi-label classification* untuk menganalisis sentimen pengguna pada setiap aspek layanan serta menginterpretasikan hasil sentimen tersebut guna memperoleh gambaran yang lebih komprehensif mengenai persepsi pengguna terhadap kualitas layanan aplikasi SIGNAL.

2.2 Dasar Teori

2.2.1 *Natural Language Processing*

Natural Language Processing (NLP) merupakan salah satu cabang dalam bidang kecerdasan buatan yang berfokus pada pengembangan kemampuan komputer untuk memahami, memproses, serta menginterpretasikan bahasa manusia dalam bentuk teks [23]. Teknologi NLP memungkinkan data teks yang bersifat tidak terstruktur, seperti ulasan pengguna pada berbagai platform digital, untuk diolah menjadi informasi yang lebih terstruktur dan dapat dianalisis secara sistematis. Dalam implementasinya, NLP telah banyak dimanfaatkan untuk menganalisis opini publik, termasuk dalam kajian analisis sentimen terhadap berbagai layanan publik berbasis data digital.

Dalam proses penerapannya, Natural Language Processing umumnya mencakup beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data, prapemrosesan teks, pelabelan data, ekstraksi fitur, hingga proses evaluasi model. Setiap tahapan tersebut memiliki peran penting dalam meningkatkan kualitas data dan mendukung akurasi hasil analisis dalam mengidentifikasi sentimen maupun informasi yang terkandung dalam data tekstual [23].

2.2.2 Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan salah satu bagian dari *text mining* yang digunakan untuk mengidentifikasi, menganalisis, serta mengklasifikasikan opini, sikap, maupun ekspresi emosional seseorang terhadap suatu entitas yang disampaikan dalam bentuk teks. Pendekatan ini bertujuan untuk menentukan kecenderungan opini ke dalam kategori tertentu, seperti positif, negatif, atau netral, dengan memanfaatkan kombinasi teknik *Natural Language Processing* (NLP), metode statistik, maupun algoritma *machine learning*. Dalam implementasinya, analisis sentimen banyak diterapkan pada data teks yang bersifat tidak terstruktur, seperti komentar, ulasan, atau tanggapan pengguna pada berbagai platform digital, guna memahami persepsi publik terhadap suatu layanan, produk, maupun objek tertentu [24].

2.2.3 Aspect-Based Sentimen Analysis

Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) merupakan pengembangan dari metode analisis sentimen yang tidak hanya berfokus pada klasifikasi sentimen secara

umum, tetapi juga mengidentifikasi dan menganalisis sentimen berdasarkan aspek-aspek spesifik yang terkandung dalam suatu teks. Pendekatan ini memungkinkan proses identifikasi opini pengguna terhadap berbagai komponen atau atribut dari suatu layanan, seperti tampilan, fitur, performa, maupun kualitas layanan, sehingga informasi yang dihasilkan menjadi lebih rinci dan mendalam. Melalui analisis sentimen pada setiap aspek, *Aspect-Based Sentiment Analysis* mampu memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai keunggulan maupun keterbatasan suatu sistem berdasarkan pengalaman pengguna. Selain itu, pendekatan ini juga dapat mendukung proses evaluasi serta pengembangan layanan secara lebih terarah dan berbasis kebutuhan pengguna [20].

2.2.4 *Multi-label Classification*

Multi-label classification merupakan metode klasifikasi yang memungkinkan satu data memiliki lebih dari satu label secara simultan. Berbeda dengan pendekatan *single-label classification* yang hanya menetapkan satu label pada setiap data, metode ini memungkinkan suatu data, khususnya dalam bentuk teks, untuk diklasifikasikan ke dalam beberapa kategori sekaligus sesuai dengan informasi yang terkandung di dalamnya. Dalam konteks *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA), pendekatan *Multi-Label Classification* digunakan untuk mengidentifikasi lebih dari satu aspek yang muncul dalam satu ulasan pengguna, sekaligus menentukan kecenderungan sentimen pada masing-masing aspek tersebut. Pendekatan ini dinilai lebih relevan karena satu ulasan pengguna umumnya memuat berbagai aspek layanan dengan polaritas sentimen yang berbeda-beda [21].

2.2.5 Anotasi Data

Anotasi data merupakan tahapan pelabelan terhadap data teks yang bertujuan untuk menghasilkan dataset berlabel sebagai dasar dalam proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi. Pada analisis sentimen, proses ini dilakukan untuk mengategorikan data ke dalam kelas sentimen tertentu, seperti positif atau negatif, berdasarkan makna dan konteks yang terkandung dalam teks [25].

Dalam penelitian ini, pelabelan data dilakukan dengan pendekatan *multi-label classification*, di mana setiap ulasan dapat memiliki lebih dari satu label aspek dan sentimen. Proses anotasi dilakukan secara semi-otomatis menggunakan pendekatan

berbasis kata kunci untuk menghasilkan label awal, kemudian dilakukan verifikasi dan perbaikan secara manual guna memastikan keakuratan label.

2.2.6 Model Klasifikasi

2.2.6.1 SVM

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu algoritma *machine learning* yang digunakan dalam tugas klasifikasi dengan cara menentukan *hyperplane* optimal untuk memisahkan data ke dalam kelas yang berbeda. Algoritma ini bekerja dengan memaksimalkan jarak pemisah antar kelas, sehingga model yang dihasilkan memiliki kemampuan klasifikasi yang lebih optimal. Dalam penerapannya, SVM banyak dimanfaatkan pada klasifikasi teks karena memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data berdimensi tinggi, termasuk data hasil representasi TF-IDF pada proses *text mining* maupun analisis sentimen [26].

2.2.6.2 Naïve Bayes

Naive Bayes merupakan algoritma klasifikasi berbasis probabilistik yang menerapkan *Teorema Bayes* dalam proses prediksi kelas. Algoritma ini bekerja dengan menghitung probabilitas suatu data termasuk ke dalam kelas tertentu berdasarkan karakteristik fitur yang dimilikinya. Salah satu asumsi utama pada *Naive Bayes* adalah bahwa setiap fitur bersifat independen terhadap fitur lainnya. Meskipun memiliki mekanisme yang relatif sederhana, algoritma ini banyak digunakan dalam klasifikasi teks karena memiliki efisiensi komputasi yang tinggi serta mampu memberikan performa yang baik pada berbagai permasalahan *text classification* [27].

2.2.6.3 *Logistic Regression*

Logistic Regression merupakan salah satu algoritma *machine learning* yang digunakan untuk tugas klasifikasi dengan memprediksi probabilitas suatu data terhadap kelas tertentu melalui penerapan fungsi *sigmoid*. Algoritma ini banyak diterapkan pada klasifikasi teks karena mampu bekerja secara efektif pada data berdimensi tinggi, seperti data yang direpresentasikan menggunakan metode TF-IDF, serta memiliki kompleksitas komputasi yang relatif efisien. Selain itu, *Logistic Regression* juga dikenal mampu memberikan performa klasifikasi

yang baik dalam berbagai kasus *text classification* maupun analisis sentimen [28].

2.2.6.4 Random Forest

Random Forest merupakan salah satu algoritma klasifikasi berbasis *ensemble learning* yang bekerja dengan mengombinasikan sejumlah *decision tree* dalam proses prediksi. Setiap pohon keputusan dibangun menggunakan subset data yang dipilih secara acak melalui proses *sampling*, sehingga masing-masing model memiliki karakteristik pembelajaran yang berbeda. Hasil klasifikasi akhir kemudian diperoleh berdasarkan agregasi prediksi dari seluruh *decision tree* yang telah dibentuk. Pendekatan ini memungkinkan *Random Forest* menghasilkan tingkat akurasi dan stabilitas prediksi yang lebih baik, serta memiliki kemampuan yang efektif dalam menangani keragaman data dan meminimalkan risiko *overfitting* pada proses klasifikasi [29].

Pada penelitian ini*, Random Forest* digunakan dalam proses klasifikasi sentimen berbasis aspek menggunakan pendekatan *multi-label classification* dengan strategi klasifikasi biner pada setiap label. Setiap label aspek dan sentimen diproses secara terpisah sehingga model dapat memprediksi lebih dari satu label dalam satu data ulasan pengguna. Selain itu, dilakukan penerapan SMOTE dan optimasi parameter menggunakan *GridSearchCV* untuk meningkatkan stabilitas performa model pada data yang tidak seimbang.

2.2.7 *Confusion matrix*

Confusion matrix merupakan salah satu metode evaluasi yang digunakan untuk menilai performa model klasifikasi melalui perbandingan antara hasil prediksi model dengan label aktual pada data pengujian. Pada klasifikasi biner, nilai 1 umumnya merepresentasikan kelas positif, sedangkan nilai 0 menunjukkan kelas negatif. *Confusion matrix* tersusun atas empat komponen utama, yaitu *True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP),* dan *False Negative (FN),* yang menggambarkan kesesuaian maupun ketidaksesuaian antara hasil prediksi model dengan kondisi aktual

data. Struktur *confusion matrix* pada skenario klasifikasi biner dapat dilihat pada tabel berikut [30].

Tabel 2. 2 Prediction dan Actual Class

	Prediction Class (1)	*Prediction Class (0)*
Actual Class (1)	*True Positive (TP)*	*False Negative (FN)*
Actual Class (0)	*False Positive (FP)*	*True Negative (TN)*

2.2.8 Analisis Deskriptif Kualitatif

Analisis deskriptif kualitatif merupakan pendekatan analisis yang digunakan untuk memahami makna, konteks, serta pola yang terdapat pada data non-numerik, seperti dokumen, teks, maupun ulasan pengguna. Pendekatan ini bertujuan untuk memberikan interpretasi terhadap fenomena yang diamati berdasarkan informasi yang terkandung dalam data tekstual [31]. Dalam konteks penelitian ini, analisis deskriptif kualitatif digunakan untuk menginterpretasikan hasil klasifikasi sentimen berbasis aspek melalui penelaahan contoh ulasan pengguna, sehingga dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai persepsi pengguna terhadap layanan aplikasi SIGNAL.